

**141 ЕЛЕКТРОЕНЕРГЕТИКА, ЕЛЕКТРОТЕХНІКА ТА
ЕЛЕКТРОМЕХАНІКА**

УДК 621.311.1:004.032.26

DOI: 10.31498/2225-6733.52.2025.351014

**УДОСКОНАЛЕННЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕЛЕКТРИЧНИХ НАВАНТАЖЕНЬ
У МЕРЕЖАХ ІЗ РОЗПОДІЛЕНОЮ ГЕНЕРАЦІЄЮ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

- Саснко Ю.Л.** д-р техн. наук, професор, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9729-4700>, e-mail: sayenko_y_l@pstu.edu;
- Любарцев В.В.** д-р філософії, ст. викладач, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1243-9101>, e-mail: lubartsev_v_v@pstu.edu

Зростання питомої ваги відновлюваних джерел електроенергії, насамперед сонячної та вітрової генерації, у балансі сучасних електроенергетичних систем сприяє переходу до функціонування електричних мереж із децентралізованим виробництвом електроенергії. Поряд із очевидними перевагами така трансформація зумовлює підвищення складності оперативного та планового керування енергосистемами, що обумовлено стохастичним характером виробітку електроенергії та його залежністю від метеорологічних і зовнішніх факторів. Це, у свою чергу, призводить до зростання невизначеності та ризиків при формуванні договірних зобов'язань на лібералізованому ринку електроенергії. Аналіз наукових публікацій свідчить, що більшість досліджень, присвячених прогнозуванню режимів функціонування мереж із децентралізованою генерацією, орієнтовані на моделювання окремих об'єктів, зокрема сонячних або вітрових електростанцій. Перспективним напрямом подолання зазначених обмежень є прогнозування режимів роботи мережі як єдиного цілісного об'єкта із застосуванням методів штучного інтелекту, зокрема нейромережевих моделей. Завдяки здатності нейронних мереж апроксимувати складні нелінійні залежності стає можливим використання не лише прямих параметрів генерації, а й опосередкованих вхідних даних, які є доступними для більшості виробників електроенергії з відновлюваних джерел. Водночас недостатньо дослідженим залишається питання комплексного врахування взаємного впливу розподілених джерел генерації та параметрів електричної мережі при коротко- та середньостроковому прогнозуванні її режимів. Метою роботи є підвищення точності прогнозування режимних параметрів електричних мереж з розподіленою генерацією на основі нейромережевого підходу з урахуванням системних ефектів. У межах даного дослідження виконано імітаційне моделювання режимів роботи електричної мережі з розподіленими джерелами генерації з різними параметрами, здійснено прогнозування її режимних параметрів із використанням нейронних мереж, а також проведено порівняльний аналіз прогнозних та фактичних значень із кількісною оцінкою точності прогнозу.

Ключові слова: децентралізована генерація, відновлювана енергетика, прогнозування режимів, імітаційне моделювання, штучні нейронні мережі, точність прогнозу.

Постановка проблеми

Енергоефективність електричних мереж і енергосистем із відновлюваними джерелами енергії (ВДЕ), окрім природних чинників, значною мірою залежить від режиму роботи мережі, наявності та залучення резервних генерувальних потужностей, рівня низьковольтної генерації тощо. Внаслідок цього часто виникає необхідність обмеження генерації ВДЕ за вказівкою оператора системи передачі (ОСП), особливо в літній період (за нормальних умов роботи мережі), коли обсяги сонячної генерації є максимальними. Однак, окрім недовикористання потенціалу ВДЕ, це призводить до частішого застосування вуглецевих палив для маневрування при зміні навантаження в мережі, що супроводжується збільшенням викидів забруднюючих речовин. Окрім цього, держава компенсує виробникам ВДЕ вартість електроенергії, не відпущеної до мережі через обмежувальні команди ОСП.

Прогнозування електричних навантажень є важливим процесом у плануванні розвитку електроенергетичної галузі й відіграє ключову роль у плануванні генерувальних потужностей та управлінні енергосистемою, а тому викликає зростаючий науковий інтерес. Відтак, точність прогнозування електричних навантажень має вирішальне значення для ефективного планування генерації та оптимізації режимів роботи енергосистеми.

Розвиток відновлюваних джерел енергії, особливо у малих домогосподарствах, зумовлює появу так званих мереж із розподіленою генерацією (просьюмерів). Переривчастий і мінливий характер виробництва електроенергії з таких джерел, як сонячна та вітрова енергія, може спричинити нестабільність у мережі, що призводить до потенційних відключень і виникнення інших проблем [1].

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Нині значна кількість наукових досліджень присвячена проблематиці прогнозування виробництва електроенергії з відновлюваних джерел енергії. Наприклад, дослідження взаємозв'язку між метеорологічними змінними та вихідною потужністю фотоелектричної станції, представлене в [2], показало тісну кореляцію між температурою, рівнем сонячної радіації та вихідною потужністю установки. Застосування методів зменшення розмірності, зокрема відбору ознак і методу головних компонент, дозволяє істотно скоротити обчислювальні витрати при збереженні високої точності моделей.

Крім того, у роботі [3] описано новий підхід до прогнозування потужності фотоелектричних станцій на основі супутникових зображень, який враховує нелінійний рух хмар. Це дає змогу точніше прогнозувати траєкторії їх переміщення. Запропонований метод дозволяє визначати характеристики хмар у будь-який заданий момент часу, що підвищує точність короткострокових прогнозів генерації.

У роботі [4] застосовано штучну нейронну мережу для прогнозування генерації електроенергії за різними метеорологічними параметрами. Результати показали, що поєднання трьох змінних – температури, точки роси та відносної вологості – забезпечує найвищу точність прогнозування.

Багато досліджень також присвячено прогнозуванню генерації вітрових електростанцій. У роботі [5] розглянуто сім методів прогнозування часових рядів швидкості вітру на основі глибинного навчання та порівняно їх результати з методом авторегресивної інтегрованої ковзної середньої (ARIMA). У першому випадку мережі з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM) продемонстрували перевагу над згортковими нейронними мережами (CNN) і гібридними підходами для 12-годинних прогнозів, тоді як у другому – методи глибинного навчання загалом перевищують точність ARIMA для довгострокових прогнозів. Попри вищу точність глибинних моделей, час, необхідний для їх навчання, є суттєво більшим порівняно з часом ідентифікації параметрів ARIMA, які визначаються лише один раз, тоді як нейронні моделі потребують багаторазового навчання та тестування для забезпечення достовірності результатів, що збільшує обчислювальні витрати.

Розвиваючи тематику використання штучних нейронних мереж (ШНМ) для прогнозування генерації електроенергії на вітрових електростанціях, у роботі [6] досліджено ефективність нових моделей ШНМ. Встановлено, що зі збільшенням кількості попередніх годин, врахованих у вхідному шарі, точність прогнозування покращується, що призводить до зниження середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE) до 13,3%, 11,2% та 10% для різних горизонтів прогнозування.

Попри значний науковий інтерес до проблематики, більшість досліджень розглядають питання прогнозування лише для електричних навантажень окремих споживачів або для окремих відновлюваних джерел енергії – переважно сонячних і вітрових електростанцій. Такий підхід є виправданим для великих учасників енергетичного ринку, проте зі зростанням частки просьюмерів у мережі формується так звана розподілена генерація, окремі елементи якої не взаємодіють між собою та не мають можливості чи мотивації брати участь у регулюванні режимів роботи мережі [7]. Цю функцію зазвичай виконує сервісна компанія або локальний диспетчерський центр. Водночас елементи, розташовані поблизу один одного, можуть впливати на загальний режим роботи мережі, і з урахуванням основних зовнішніх чинників (здебільшого метеорологічних параметрів) можна здійснити непряму оцінку їхнього впливу на роботу енергосистеми [8].

Мета статті

Метою даного дослідження є удосконалення методів прогнозування режимів роботи електричних мереж із розподіленою генерацією. Наукова новизна роботи полягає у створенні нової методології прогнозування режимів роботи енергомереж із розподіленою генерацією на основі штучних нейронних мереж (ШНМ).

На відміну від існуючих підходів, які переважно зосереджені на прогнозуванні генерації окремих елементів мережі (сонячних і вітрових електростанцій), у цій роботі запропоновано інтегрований підхід, що враховує взаємодію елементів мережі та вплив зовнішніх чинників, зокрема метеорологічних умов.

Застосування ШНМ дозволяє підвищити точність прогнозування та оптимізувати режими роботи мережі на різних рівнях інтеграції відновлюваних джерел енергії, що сприяє більш ефективному управлінню та плануванню ресурсів енергосистеми.

Розроблена модель здатна адаптуватися до змін зовнішніх умов і забезпечувати високу точність прогнозування навіть за значної частки ВДЕ у структурі генерації, що є особливо актуальним для сучасних енергомереж із великим обсягом розподіленої генерації.

Виклад основного матеріалу

ШНМ використовують методи машинного навчання для моделювання складних взаємозв'язків між вхідними та вихідними змінними [9]. Ефективність нейронних мереж у прогнозуванні електричних навантажень виявляється у їх здатності точно моделювати та передбачати складні й мінливі закономірності споживання електроенергії. Такі мережі мають властивість автоматично виявляти та використовувати внутрішні залежності й кореляції в даних, що дозволяє їм адаптуватися до зміни зовнішніх умов, зокрема погоди, режимів роботи та споживчих звичок користувачів електроенергії.

Крім того, нейронні мережі характеризуються високою точністю прогнозування, що є надзвичайно важливим для розв'язання завдань підвищення енергоефективності та оптимізації роботи електроенергетичних систем.

Основним елементом оброблення інформації, який забезпечує роботу нейронної мережі, є нейрон. На рис. 1 наведено структурну схему моделі нейрона, яка використовується при розробленні ШНМ у даному дослідженні [9].

Модель нейрона включає такі складові:

- Синапси (з'єднувальні ланки), кожна з яких характеризується власною вагою або силою зв'язку. Зокрема, вхідний сигнал x_j на синапсі j , підключеному до нейрона k , множиться на відповідну вагу w_{kj} ;
- Суматор, що виконує агрегування вхідних сигналів, зважених за їхніми синаптичними коефіцієнтами; ці операції реалізують лінійне підсумовування;
- Функція активації, яка обмежує амплітуду вхідного сигналу нейрона;
- Зміщення b_k , яке додається до зваженої суми вхідних сигналів і дозволяє зміщувати робочу точку функції активації, збільшуючи або зменшуючи вихідний сигнал залежно від знаку цього параметра.

Математично роботу нейрона k , представленого на рис. 1, можна описати системою рівнянь [9], [10]:

$$u_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} x_j, \quad (1)$$

та

$$y_k = \phi(u_k + b_k), \quad (2)$$

де x_1, x_2, \dots, x_m – вхідні сигнали;

$w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ – відповідні синаптичні ваги нейрона k ;

u_k – вихід суматора, який обчислюється на основі вхідних сигналів;

b_k – зміщення;

$\phi(\cdot)$ – функція активації;

y_k – вихідний сигнал нейрона.

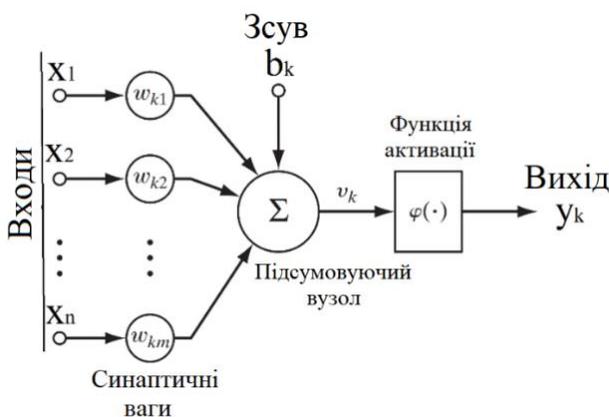


Рис. 1 – Модель штучного нейрона

Практичну доцільність застосування штучних нейронних мереж (ШНМ) для прогнозування режимів роботи енергомереж було підтверджено низкою попередніх досліджень [11-13]. У цих роботах підкреслено основні переваги ШНМ – високу точність, універсальність і гнучкість. Спираючись на отримані результати, у даному дослідженні було прийнято рішення розробити модель мережі з розподіленою генерацією (МРГ) та здійснити її моделювання. Для забезпечення можливості змінювати навантаження й структуру мережі моделювання виконувалося в середовищі MATLAB/Simulink.

Згадані дослідження акцентують увагу на низькому рівні похибки прогнозування, якого можна досягти із застосуванням ШНМ, що є надзвичайно важливим для надійного прогнозування режимів роботи енергосистем. Крім того, універсальність нейронних мереж забезпечує можливість їх використання в широкому спектрі сценаріїв і умов, що робить їх особливо корисними в задачах керування енергомережами. Їхня гнучкість дозволяє адаптуватися до різноманітних зовнішніх чинників і змінних умов, підвищуючи застосовність та стійкість моделей.

У цьому контексті створення моделі МРГ мало на меті використати переваги ШНМ для досягнення більш ефективного та точного відтворення режимів роботи електричної мережі. Застосування середовища MATLAB/Simulink відіграло ключову роль у цьому процесі, оскільки воно забезпечує потужний інструментарій для моделювання складних технічних систем. Це середовище дозволяє гнучко змінювати навантаження й структурні елементи мережі, забезпечуючи динамічність і чутливість моделі до різних сценаріїв та зовнішніх умов.

Модель мережі (рис. 2) передбачає систему напругою 110 кВ, яка живиться від двох трансформаторів із потужністю $S = 16$ МВА кожен. Від першої та другої секцій шин 10 кВ живляться промислові споживачі – Industrial Load 1 (IL1) та Industrial Load 2 (IL2). Дані про навантаження цих споживачів узято з показників основних підстанцій одного з металургійних підприємств м. Маріуполь за 2021 рік. Передбачається, що промислові споживачі мають у своїх мережах власні генерувальні установки з ВДЕ: для IL1 – вітрову електростанцію потужністю 150 кВА, для IL2 – сонячну електростанцію потужністю 250 кВт.

Окрім промислових споживачів, обидві секції шин 10 кВ живлять кільце трансформаторних підстанцій, що забезпечують електропостачання побутових споживачів. Навантаження Load 1 – Load 4 підключені до двох сонячних електростанцій потужністю 30 кВт і трьох вітрових установок потужністю 5 кВт кожна – для моделювання інтеграції ВДЕ у побутовому секторі.

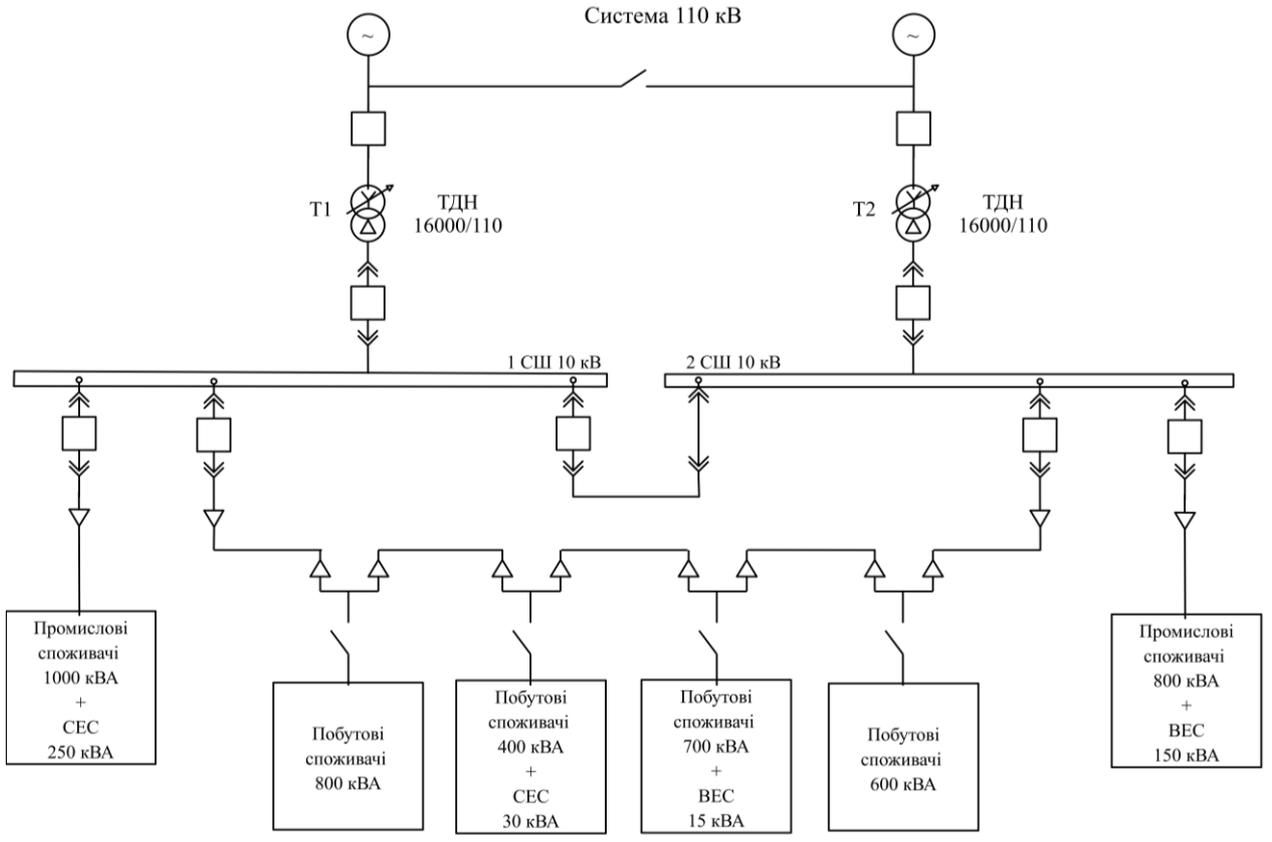


Рис. 2 – Спрощена однолінійна схема мережі з розподіленою генерацією

У таблиці 1 наведено розміри вибірки вхідних даних для нейронної мережі, а у таблиці 2 – параметри її навчання.

Таблиця 1

Розміри вибірки даних для навчання та тестування ШНМ

Загальна вибірка	Вибірка для навчання	Вибірка для тестування
90 діб (2160 годин)	60 діб (1440 годин)	30 діб (720 годин)

На рис. 3 представлена модель ШНМ для прогнозування режимів роботи МРГ.

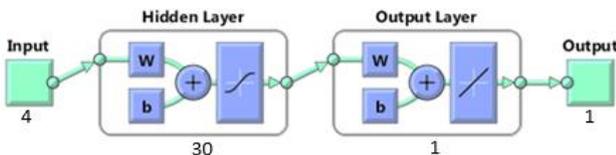


Рис. 3 – Модель штучної нейронної мережі для прогнозування режиму роботи МРГ

Після початкової фази навчання штучної нейронної мережі (ШНМ) запроваджено процес «донавчання» на свіжих даних для мінімізації похибок прогнозування в наступних операціях. Це передбачає

щоденне доповнення навчальної вибірки додатковими 24 точками даних за поточну добу. Такий підхід дозволяє враховувати чинники з тривалим часовим розподілом, зокрема сезонні коливання, зміни умов оплати для побутових ВДЕ та зміни у зовнішній мережі. Хоча ці чинники не вводяться безпосередньо в нейронну мережу, вони впливають на динаміку навантажень і можуть спричинити збільшення похибок прогнозування. Тому їх включення у процес навчання є необхідним.

Таблиця 2

Параметри тренування ШНМ

Параметр	Значення	Опис
numHiddenNeurons	30	Кількість нейронів
net.trainFcn	'trainlm'	Алгоритм навчання (Levenberg-Marquardt)
net.performFcn	'sse'	Функція оцінки ефективності (Mean Squared Error)
maxEpochs	1000	Максимальна кількість епох навчання
minGrad	1e-5	Мінімальний градієнт

Крім того, донавчання дозволяє зменшити розмір навчальної вибірки одночасно з підвищенням точності прогнозування, особливо для непередбачуваних чинників, що впливають на режими роботи МРГ. Відповідно, ШНМ проходить динамічне навчання з надходженням нових вхідних даних. На рис. 4 наведено графічне відображення процесу донавчання.

Окрім розглянутих параметрів, досліджено вплив частки ВДЕ на точність прогнозування. Роботи [14],

[15] показали, що збільшення частки ВДЕ у мережі може негативно впливати на її роботу, створюючи труднощі в управлінні та диспетчеризації таких мереж. Тому важливо оцінити ефективність запропонованого підходу для прогнозування та оптимізації режимів роботи мережі за різного рівня потужності ВДЕ у енергосистемі. У таблиці 3 наведено параметри потужності та відповідні відсотки частки ВДЕ у змодельованій мережі.

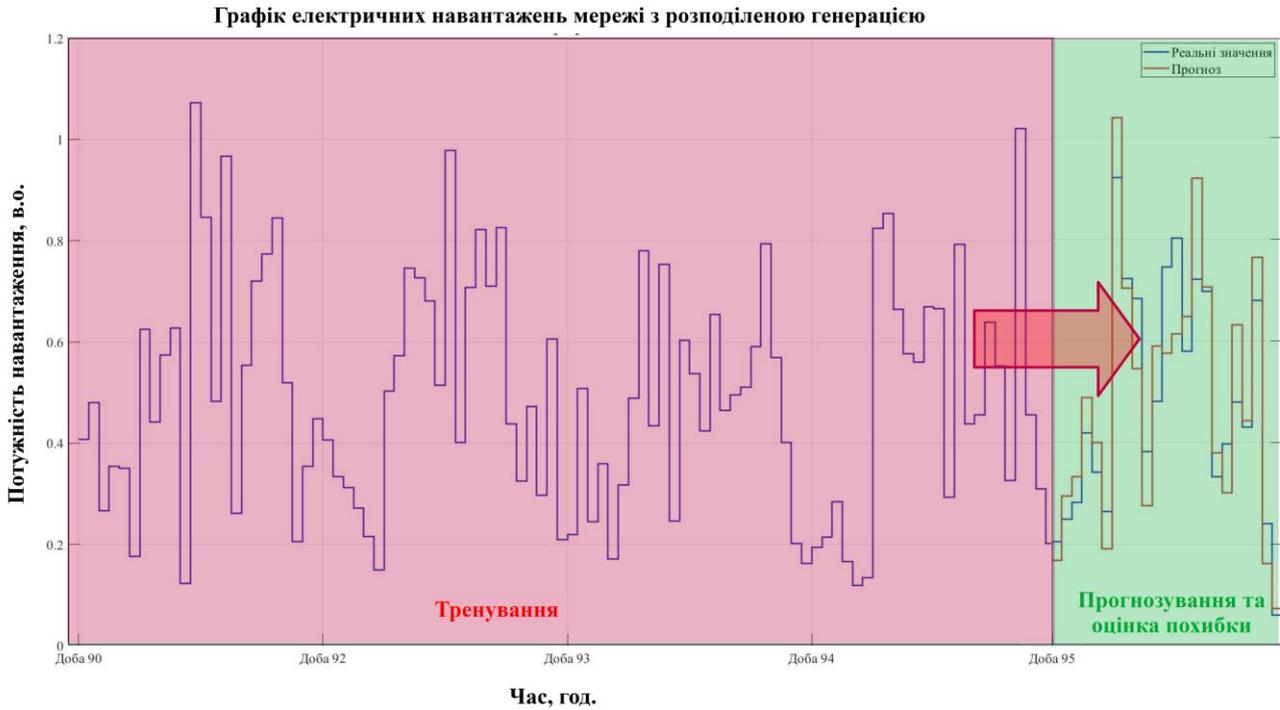


Рис. 4 – Графічна інтерпретація донавчання ШНМ протягом роботи

Таблиця 3
Варіанти часток інтеграції ВДЕ у МРГ

Відсоток інтеграції ВДЕ, %	Потужність ВЕС, кВА	Потужність СЕС, кВА	Загальна потужність ВДЕ, кВА
5	65	150	215
10	150	280	430
20	300	560	860
30	550	750	1300
40	715	1000	1720
50	900	1250	2150

Після моделювання роботи МРГ, та подальшим прогнозуванням її режимів, отримані значення середньої абсолютної відсоткової похибки (МАРЕ) у діапазоні від 7,67% до 10,51% для різних рівнів інтеграції ВДЕ (табл. 4). Ці результати свідчать про те, що, незважаючи на наявність певних похибок, застосування ШНМ для прогнозування роботи всієї системи МРГ є можливим без поділу мережі на окремі елементи.

Дослідження також показало, що ШНМ ефективно адаптується до різного ступеня інтеграції ВДЕ, підтримуючи лише незначне збільшення похибки прогнозування. Така адаптивність свідчить про високу здатність ШНМ враховувати мінливість, що виникає при різних рівнях ВДЕ у мережі. Можливість прогнозувати роботу МРГ комплексно, без сегментації системи на окремі складові, спрощує процес моделювання та демонструє універсальність ШНМ у керуванні складними інтегрованими енергосистемами.

Отримані результати підкреслюють потенціал ШНМ для забезпечення точних та надійних прогнозів загальної роботи МРГ, навіть за високої частки ВДЕ. Це є критично важливим для ефективного управління мережею та оптимізації розподілу електроенергії. Незначне збільшення похибки при високій інтеграції ВДЕ є допустимим компромісом, враховуючи переваги використання ШНМ для комплексного прогнозування роботи МРГ. Таким чином, застосування ШНМ у цьому контексті пропонує перспективний підхід до підвищення точності прогнозування та ефективності

експлуатації енергомереж із суттєвою участю відновлюваних джерел енергії.

Таблиця 4
Середні абсолютні похибки MAPE у % по місяцях

Частка інтеграції ВДЕ, %	Середня похибка MAPE за місяць, %
5	7,67
10	8,24
20	8,82
30	7,20
40	10,51
50	10,20

Висновки

У дослідженні розроблено методику прогнозування режимів роботи мереж із розподіленою генерацією на основі ШНМ та проаналізовано точність прогнозів для різних коефіцієнтів інтеграції ВДЕ в енергосистему. На основі результатів 30-добового прогнозу було розраховано середні абсолютні похибки, які для запропонованої моделі коливаються від 7,67% (за частки ВДЕ = 5%) до 10,51% (за частки ВДЕ = 50%).

На відміну від існуючих підходів, запропонована методика дозволяє прогнозувати режими роботи не лише окремих елементів мережі (споживачів, сонячних і вітрових електростанцій), а й функціонування всієї мережі, що забезпечує можливість оптимізації її режимів. Модель ШНМ використовує в якості вхідних параметрів як графіки навантажень попередніх періодів для різних груп споживачів, так і зовнішні метеорологічні фактори (швидкість вітру та інсоляцію), що дозволяє враховувати вплив зовнішніх умов на роботу мережі.

Запропоновані методи можуть застосовуватися для оптимізації режимів роботи мереж із розподіленою генерацією, забезпечуючи прогнозування їх режимів на основі наявних метеорологічних параметрів. Вони можуть бути особливо корисними для малих мереж та їх операторів, а також мають потенціал для масштабування на регіональний або національний рівень.

Отримані рішення в межах цього дослідження мають потенціал для подальшого розвитку у сфері прогнозування режимів роботи мереж із розподіленою генерацією, особливо з огляду на зростаючий інтерес до цієї тематики.

Перелік використаних джерел

- [1] Distributed Generation (DG): A Review / Adajah Y. Y., Thomas S., Haruna M. S., Anaza S. O. *1st International Conference on Multidisciplinary Engineering and Applied Science (ICMEAS)*, Abuja, Nigeria, 15-16 July 2021. Pp. 1-5. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICMEAS52683.2021.9692353>.
- [2] Photovoltaic output power performance assessment and forecasting: Impact of meteorological variables / A. Ziane et al. *Solar Energy*. 2021. Vol. 220. Pp. 745-757. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2021.04.004>.
- [3] Photovoltaic power forecast based on satellite images considering effects of solar position / Si Z., Yang M., Yu Y., Ding T. *Applied Energy*. 2021. Vol. 302. Article 117514. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117514>.
- [4] Solar PV Generation Forecast Model Based on the Most Effective Weather Parameters / M. A. Munir et al. *International Conference on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE)*, Swat, Pakistan, 24-25 July 2019. Pp. 1-5. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICECCE47252.2019.8940664>.
- [5] Pena-Gallardo R., Medina-Rios A. A comparison of deep learning methods for wind speed forecasting. *2020 IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)*, Ixtapa, Mexico, 04-06 November 2020. Pp. 1-6. DOI: <https://doi.org/10.1109/ROPEC50909.2020.9258673>.
- [6] Velazquez S. Medina and Portero U. Ajenjo. Performance Improvement of Artificial Neural Network Model in Short-term Forecasting of Wind Farm Power Output. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*. 2020. Vol. 8, no. 3. Pp. 484-490. DOI: <https://doi.org/10.35833/MPCE.2018.000792>.
- [7] Goncalves C., Bessa R. J., Pinson P. Privacy-Preserving Distributed Learning for Renewable Energy Forecasting. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 2021. Vol. 12, no. 3. Pp. 1777-1787. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSTE.2021.3065117>.
- [8] Щербина Д. Використання електричних мереж з розподіленою генерацією для збалансованого постачання електроенергії. *Modern engineering and innovative technologies*. 2023. № 29-01. С. 55-60. DOI: <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2023-29-01-042>.
- [9] Haykin S. S. *Neural networks and learning machines*. 3rd ed. New York: Prentice Hall, 2009. 934 p.
- [10] An overview and comparative analysis of Recurrent Neural Networks for Short Term Load Forecasting / F.M. Bianchi et al. Springer Cham, 2017. 72 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-70338-1>.
- [11] Sayenko Y. Wind power forecasting based on meteorological data using neural networks. *Przegląd elektrotechniczny*. 2021. Vol. 1, no. 11. Pp. 209-212. DOI: <https://doi.org/10.15199/48.2021.11.39>.
- [12] Sayenko Y., Baranenko T., Liubartsev V. Forecasting of Electricity Generation by Solar Panels Using Neural Networks with Incomplete Initial Data. *2020 IEEE 4th International Conference on Intelligent Energy and Power Systems (IEPS)*, Istanbul, Turkey, 07-11 September 2020. Pp. 140-143. DOI: <https://doi.org/10.1109/IEPS51250.2020.9263085>.

- [13] Sayenko Y., Sychenko V., Liubartsev V. Development of Methods for Optimizing Reactive Power Modes Based on Neural Network Technologies. *2019 IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems (ESS)*, Kyiv, Ukraine, 17-19 April 2019. Pp. 98-103. DOI: <https://doi.org/10.1109/ESS.2019.8764220>.
- [14] Zhao B., Wang C., Zhang X. Grid-Integrated and Standalone Photovoltaic Distributed Generation Systems: Analysis, Design, and Control. 1st ed. Wiley, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781119187349>.
- [15] A critical review of the integration of renewable energy sources with various technologies / Erdiwansyah et al. *Protection and Control of Modern Power Systems*. 2021. Vol. 6, no. 1. Article 3. DOI: <https://doi.org/10.1186/s41601-021-00181-3>.

IMPROVEMENT OF ELECTRIC LOAD FORECASTING IN DISTRIBUTED GENERATION NETWORKS USING NEURAL NETWORKS

- Sayenko Yu.** *D.Sc. (Engineering), professor, SHEI «Priazovskyi state technical university», Dnipro, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9729-4700>, e-mail: sayenko_y_l@pstu.edu;*
- Liubartsev V.** *PhD, senior lecturer, SHEI «Priazovskyi state technical university», Dnipro, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1243-9101>, e-mail: liubartsev_v_v@pstu.edu*

The increasing share of renewable energy sources, primarily solar and wind generation, in the power balance of modern electric power systems has led to the transition toward networks with decentralized electricity production. Along with evident advantages, this transformation significantly complicates both operational and long-term control of power systems due to the stochastic nature of electricity generation and its dependence on meteorological and external factors. As a result, uncertainty and risks associated with contractual obligations in liberalized electricity markets are substantially increased. An analysis of existing research indicates that most studies on forecasting the operating conditions of networks with decentralized generation focus on individual components, such as solar or wind power plants. A promising approach to overcoming these limitations is the forecasting of network operating modes as an integrated system using artificial intelligence methods, particularly neural network models. Owing to their ability to approximate complex nonlinear relationships, neural networks enable the use of not only direct generation-related parameters but also indirect input data that are available to the majority of renewable energy producers. At the same time, the issue of comprehensive consideration of the mutual interaction between distributed generation units and power network parameters in short- and medium-term operating mode forecasting remains insufficiently investigated. The aim of this study is to improve the accuracy of forecasting operating parameters of electric networks with distributed generation based on a neural network approach that accounts for system-level effects. In this study, the operating modes of an electric network with distributed generation and various parameters of renewable energy units are simulated. Forecasting of network operating conditions is performed using neural networks, and a comparative analysis of predicted and actual values is carried out with a quantitative assessment of forecasting accuracy.

Keywords: decentralized generation, renewable energy, operating mode forecasting, simulation modeling, artificial neural networks, forecasting accuracy.

References

- [1] Y.Y. Adajah, S. Thomas, M.S. Haruna, and S.O. Anaza, "Distributed Generation (DG): A Review," in *Proc. of the 1st International Conference on Multidisciplinary Engineering and Applied Science (ICMEAS)*, Abuja, Nigeria, July 15-16, 2021, pp. 1-5. doi: [10.1109/ICMEAS52683.2021.9692353](https://doi.org/10.1109/ICMEAS52683.2021.9692353).
- [2] A. Ziane et al., "Photovoltaic output power performance assessment and forecasting: Impact of meteorological variables," *Solar Energy*, vol. 220, pp. 745-757, 2021. doi: [10.1016/j.solener.2021.04.004](https://doi.org/10.1016/j.solener.2021.04.004).
- [3] Z. Si, M. Yang, Y. Yu, and T. Ding, "Photovoltaic power forecast based on satellite images considering effects of solar position," *Applied Energy*, vol. 302, article 117514, 2021. doi: [10.1016/j.apenergy.2021.117514](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117514).
- [4] M.A. Munir, A. Khattak, K. Imran, A. Ulasyar, and A. Khan, "Solar PV Generation Forecast Model Based on the Most Effective Weather Parameters," in *Proc. of the Int. Conf. on Electrical, Communication, and Computer Engineering (ICECCE)*, Swat, Pakistan, 24-25 July 2019, pp. 1-5. doi: [10.1109/ICECCE47252.2019.8940664](https://doi.org/10.1109/ICECCE47252.2019.8940664).
- [5] R. Pena-Gallardo, and A. Medina-Rios, "A comparison of deep learning methods for wind speed forecasting," in *Proc. of the IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC)*, Ixtapa, Mexico, 04-06 November 2020, pp. 1-6. doi: [10.1109/ROPEC50909.2020.9258673](https://doi.org/10.1109/ROPEC50909.2020.9258673).

- [6] S. Velazquez Medina, and U. Portero Ajenjo, "Performance Improvement of Artificial Neural Network Model in Short-term Forecasting of Wind Farm Power Output," *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 8, no. 3, pp. 484-490, 2020. doi: [10.35833/MPCE.2018.000792](https://doi.org/10.35833/MPCE.2018.000792).
- [7] C. Goncalves, R.J. Bessa, and P. Pinson, "Privacy-Preserving Distributed Learning for Renewable Energy Forecasting," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 12, no. 3, pp. 1777-1787, 2021. doi: [10.1109/TSTE.2021.3065117](https://doi.org/10.1109/TSTE.2021.3065117).
- [8] D. Shcherbyna, "Vykorystannia elektrychnykh merezh z rozpodilenoju heneratsiieu dlia zbalansovanoho postachannia elektroenerhii" ["Use of electricity networks with distributed generation for balanced electricity supply"], *Modern engineering and innovative technologies*, no. 29-01, pp. 55-60, 2023. doi: [10.30890/2567-5273.2023-29-01-042](https://doi.org/10.30890/2567-5273.2023-29-01-042). (Ukr.)
- [9] S.S. Haykin, *Neural networks and learning machines*, 3rd ed. New York, USA: Prentice Hall, 2009.
- [10] F.M. Bianchi, E. Maiorino, M.C. Kampffmeyer, A. Rizzi, and R. Jenssen, *An overview and comparative analysis of Recurrent Neural Networks for Short Term Load Forecasting*. Springer Cham, 2017. doi: [10.1007/978-3-319-70338-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-70338-1).
- [11] Y. Sayenko, "Wind power forecasting based on meteorological data using neural networks," *Przegląd elektrotechniczny*, vol. 1, no. 11, pp. 209-212, 2021. doi: [10.15199/48.2021.11.39](https://doi.org/10.15199/48.2021.11.39).
- [12] Y. Sayenko, T. Baranenko, and V. Liubartsev, "Forecasting of Electricity Generation by Solar Panels Using Neural Networks with Incomplete Initial Data," in *Proc. of the IEEE 4th Int. Conf. on Intelligent Energy and Power Systems (IEPS)*, Istanbul, Turkey, 07-11 September 2020, pp. 140-143. doi: [10.1109/IEPS51250.2020.9263085](https://doi.org/10.1109/IEPS51250.2020.9263085).
- [13] Y. Sayenko, V. Sychenko, and V. Liubartsev, "Development of Methods for Optimizing Reactive Power Modes Based on Neural Network Technologies," in *Proc. of the IEEE 6th Int. Conf. on Energy Smart Systems (ESS)*, Kyiv, Ukraine, 17-19 April 2019, pp. 98-103. doi: [10.1109/ESS.2019.8764220](https://doi.org/10.1109/ESS.2019.8764220).
- [14] B. Zhao, C. Wang, and X. Zhang, *Grid-Integrated and Standalone Photovoltaic Distributed Generation Systems: Analysis, Design, and Control*, 1st ed. Wiley, 2017. doi: [10.1002/9781119187349](https://doi.org/10.1002/9781119187349).
- [15] Erdiwansyah, Mahidin, H. Husin, Nasaruddin, M. Zaki, and Muhibbuddin, "A critical review of the integration of renewable energy sources with various technologies," *Protection and Control of Modern Power Systems*, vol. 6, no. 1, article 3, 2021. doi: [10.1186/s41601-021-00181-3](https://doi.org/10.1186/s41601-021-00181-3).

Стаття надійшла 03.11.2025

Стаття прийнята 27.11.2025

Стаття опублікована 29.12.2025

Цитуйте цю статтю як: Саєнко Ю. Л., Любарцев В. В. Удосконалення прогнозування електричних навантажень у мережах із розподіленою генерацією за допомогою нейронних мереж. *Вісник Приазовського державного технічного університету. Серія: Технічні науки*. 2025. Вип. 52. С. 124-131. DOI: <https://doi.org/10.31498/2225-6733.52.2025.351014>.